



HAL
open science

Prédiction court-terme de la hauteur des vagues pour la commande d'un houlogénérateur

Christophe Laluc, Saïd Moussaoui, Jérôme Idier, Alain H. Clément

► To cite this version:

Christophe Laluc, Saïd Moussaoui, Jérôme Idier, Alain H. Clément. Prédiction court-terme de la hauteur des vagues pour la commande d'un houlogénérateur. XXIVe colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images, Sep 2013, Brest, France. pp.ID451. hal-00869262

HAL Id: hal-00869262

<https://hal.science/hal-00869262v1>

Submitted on 2 Oct 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Prédiction court-terme de la hauteur des vagues pour la commande d'un houlogénérateur

Christophe LALUC¹, Saïd MOUSSAOUI¹, Jérôme IDIER¹, Alain CLÉMENT²

¹Ecole Centrale de Nantes, IRCCyN, CNRS UMR 6597, 1 rue de la Noë, 44321 Nantes Cedex 3, France
prenom.nom@irccyn.ec-nantes.fr

²Ecole Centrale de Nantes, LHEEA, CNRS UMR 6598, 1 rue de la Noë, 44321 Nantes Cedex 3, France
alain.clement@ec-nantes.fr

Résumé – On s'intéresse à la prédiction de l'élévation de surface libre de l'eau en un point géographique donné en mer à un horizon de quelques secondes. Cette prédiction est nécessaire pour la mise en œuvre d'une commande optimale d'un système de production d'énergie électrique à partir du mouvement de la houle (houlogénérateur). Nous proposons un algorithme d'estimation récursive des paramètres d'un modèle autorégressif (AR) variant dans le temps par minimisation d'un critère à erreur de prédiction à plusieurs pas. Cet algorithme est appliqué à des données réelles et les performances sont comparées à celle d'un algorithme à erreur de prédiction à un pas. Ces résultats mettent en évidence la difficulté de prédire les composantes hautes fréquences du mouvement et illustrent la pertinence de prédire la force d'excitation exercée par les vagues sur le houlogénérateur.

Abstract – This work is about the prediction (with a horizon of a few seconds) of the free surface elevation of sea waves at a given geographical point. This prediction is required to implement an optimal control law on a device producing electrical power from sea waves (called a Wave Energy Converter (WEC)). The proposed algorithm recursively estimates the parameters of a time-varying autoregressive (AR) model by minimizing a multi-step-ahead prediction error criterion. This algorithm is tested on real data and its performances are compared to the ones obtained with an algorithm based on a one-step-ahead prediction error criterion. These results highlight the difficulty to predict high-frequency components of the movement and show the relevance of predicting the excitation force applied by the waves on the wave energy converter.

1 Introduction

Les récupérateurs d'énergie des vagues, appelés houlogénérateurs, sont des engins placés en mer afin de produire de l'énergie électrique à partir du mouvement de la houle [1]. De nombreux travaux ont montré que la prédiction à un horizon de quelques secondes de la force d'excitation exercée par les vagues sur le houlogénérateur est nécessaire pour optimiser la quantité d'énergie électrique produite [2]. Cependant, comme la force d'excitation dépend à la fois de l'élévation de l'eau, de la géométrie du houlogénérateur et de son modèle hydrodynamique, celle-ci est difficilement mesurable. Prédire l'élévation de l'eau est donc une étape importante pour l'élaboration de la stratégie de commande.

Une première approche de prédiction consiste à installer des dispositifs de mesure autour de l'emplacement du houlogénérateur pour y déduire l'élévation des vagues en utilisant des modèles de propagation spatiale [3]. Cependant, cette approche nécessite la connaissance de la direction d'incidence des vagues. Une seconde famille de méthodes consiste à exploiter la série temporelle des mesures en un point pour prédire l'élévation des vagues incidentes en ce même point. Nous pouvons consulter [4] où une revue détaillée de ces approches est présentée et des comparaisons sur des données réelles ont montré que les

meilleures performances sont obtenues à l'aide de modèles autorégressifs (AR).

L'objectif de ce papier est de mettre en œuvre un algorithme de prédiction à l'aide d'un modèle AR dont les paramètres sont mis à jour récursivement par minimisation d'un critère basé sur l'erreur de prédiction à plusieurs pas. Les performances de cette méthode de prédiction de l'élévation de l'eau ou de la force d'excitation seront discutées à partir de tests effectués sur des signaux réels.

2 Prédiction de l'élévation de l'eau

On dispose d'un signal y échantillonné à une fréquence f_s issu de la mesure de l'élévation de la surface libre en un point géographique fixe. On note $y(n)$ la valeur du signal à l'instant (n/f_s) . On souhaite prédire pour chaque instant d'enregistrement les valeurs que prendront les $h \in \mathbb{N}^*$ mesures suivantes du signal y . Pour cela on s'appuie sur un modèle linéaire autorégressif (AR) d'ordre $p \in \mathbb{N}^*$:

$$y(n) = \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) + \zeta(n) = \boldsymbol{\varphi}^T(n) \boldsymbol{\theta} + \zeta(n) \quad (1)$$

où $\zeta(n)$ est un bruit générateur supposé être un bruit blanc gaussien centré et de variance σ_ζ^2 , $\boldsymbol{\theta} = [a_1, a_2, \dots, a_p]^\top$ et $\boldsymbol{\varphi}(n) = [y(n-1), y(n-2), \dots, y(n-p)]^\top$.

Afin de s'adapter aux variations de l'état de mer, les paramètres de ce modèle seront remis à jour à chaque nouvelle mesure, d'où l'utilisation par la suite d'algorithmes d'estimation récursive. On note $\boldsymbol{\theta}(n) = [a_1(n), a_2(n), \dots, a_p(n)]^\top$ le vecteur des paramètres du modèle AR identifié à l'instant n . On note $\hat{y}(n_3|n_2, \boldsymbol{\theta}(n_1))$ la prédiction de $y(n_3)$ calculée à partir des mesures disponibles à l'instant n_2 et des paramètres du modèle AR identifiés à l'instant n_1 . De manière abrégée, $\hat{y}(n_3|n_2) = \hat{y}(n_3|n_2, \boldsymbol{\theta}(n_2))$. Ainsi, en s'appuyant sur ce modèle à l'instant n , la prédiction de la hauteur des vagues à l'instant $(n+h)$ est donnée par :

$$\hat{y}(n+h|n) = \sum_{i=1}^p a_i(n) \hat{y}(n+h-i|n) \quad (2)$$

$$= \hat{\boldsymbol{\varphi}}(n+h|n)^\top \boldsymbol{\theta}(n) \quad (3)$$

avec

$$\hat{\boldsymbol{\varphi}}(n+h|n) = [\hat{y}(n+h-1|n), \dots, \hat{y}(n+h-p|n)]^\top$$

et $\hat{y}(n+h-i|n) \equiv y(n+h-i)$ si $n+h-i \leq n$.

2.1 Identification du modèle de prédiction

L'approche la plus classique consiste à minimiser de façon récursive un critère de type moindres carrés pondérés par un facteur d'oubli exponentiel $\lambda \in]0, 1]$. Ce critère s'exprime par :

$$J(\boldsymbol{\theta}, n) = \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} [y(k) - \hat{y}(k|k-1)]^2. \quad (4)$$

Les équations de mise à jour du modèle à un instant n au moyen de l'algorithme récursif des moindres carrés (RLS) sont présentées en [5]. Cette méthode est équivalente à la minimisation de l'erreur de prédiction à un pas.

Afin de garantir une meilleure robustesse, nous proposons d'adopter un critère plus général qui prend en compte le besoin de prédiction à h pas. Un critère plus général, proposé initialement sans facteur d'oubli dans [6], se distingue du précédent par le fait que le critère ne se limite plus à sommer les carrés des erreurs de prédiction à un pas, mais celles jusqu'au h^e pas, avec $h \in \mathbb{N}^*$. Cette méthode sera par la suite désignée par LRPI (pour *Long-Range Predictive Identification*). Le critère à minimiser s'exprime alors par :

$$J_{LRPI}(\boldsymbol{\theta}, n) = \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} \sum_{j=1}^h [y(k) - \hat{y}(k|k-j)]^2 \quad (5)$$

Comme ce critère est non-linéaire par rapport aux paramètres du modèle AR, les équations de mise à jour des paramètres à chaque instant n utilisent une version récursive de l'algorithme de Gauss-Newton et s'écrivent sous la forme :

$$\boldsymbol{\theta}(n) = \boldsymbol{\theta}(n-1) + \mathbf{P}_n^{-1} \mathbf{d}_n \quad (6)$$

avec

$$\begin{cases} \mathbf{d}_n = \sum_{j=1}^h \mathbf{g}_{n,j} [y(n) - \hat{y}(n|n-j)], \\ \mathbf{g}_{n,j} = -\frac{d\hat{y}(n|n-j)}{d\boldsymbol{\theta}(n-1)}, \\ \mathbf{P}_n^{-1} = \left[\lambda \mathbf{P}_{n-1} + \sum_{j=1}^h \mathbf{g}_{n,j} \mathbf{g}_{n,j}^\top \right]^{-1} \end{cases} \quad (7)$$

Le calcul de la matrice \mathbf{P}_n^{-1} connaissant \mathbf{P}_{n-1}^{-1} se fait récursivement en utilisant le lemme d'inversion matricielle. Dans le cas où $h = 1$, le lemme d'inversion de matrices permet d'écrire

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_n^{-1} &= [\lambda \mathbf{P}_{n-1} + \mathbf{g}_{n,1} \mathbf{g}_{n,1}^\top]^{-1}, \\ &= \frac{\mathbf{P}_{n-1}^{-1}}{\lambda} \left[\mathbf{I} - \frac{\mathbf{g}_{n,1} \mathbf{g}_{n,1}^\top}{\lambda + \mathbf{g}_{n,1}^\top \mathbf{P}_{n-1}^{-1} \mathbf{g}_{n,1}} \mathbf{P}_{n-1}^{-1} \right] \end{aligned} \quad (8)$$

avec \mathbf{I} une matrice identité (de taille égale à l'ordre du modèle AR). Notons que cette forme est exactement la même que dans le cas de l'algorithme RLS. Dans le cas où $h = 2$,

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_n^{-1} &= [(\lambda \mathbf{P}_{n-1} + \mathbf{g}_{n,1} \mathbf{g}_{n,1}^\top) + \mathbf{g}_{n,2} \mathbf{g}_{n,2}^\top]^{-1} \\ &= [\mathbf{G}_1 + \mathbf{g}_{n,2} \mathbf{g}_{n,2}^\top]^{-1} \\ &= \mathbf{G}_1^{-1} \left[\mathbf{I} - \frac{\mathbf{g}_{n,2} \mathbf{g}_{n,2}^\top}{1 + \mathbf{g}_{n,2}^\top \mathbf{G}_1^{-1} \mathbf{g}_{n,2}} \mathbf{G}_1^{-1} \right] \end{aligned}$$

où $\mathbf{G}_1^{-1} = [\lambda \mathbf{P}_{n-1} + \mathbf{g}_{n,1} \mathbf{g}_{n,1}^\top]^{-1}$ est calculée de la même manière que dans (8). Dans le cas général ($h \geq 2$) :

$$\mathbf{P}_n^{-1} = \mathbf{G}_h^{-1} = [\mathbf{G}_{h-1} + \mathbf{g}_{n,h} \mathbf{g}_{n,h}^\top]^{-1} \quad (9)$$

Ainsi, il faudra d'abord calculer \mathbf{G}_1^{-1} , selon l'équation (8), puis répéter successivement

$$\mathbf{G}_j^{-1} = \mathbf{G}_{j-1}^{-1} \left[\mathbf{I} - \frac{\mathbf{g}_{n,j} \mathbf{g}_{n,j}^\top}{1 + \mathbf{g}_{n,j}^\top \mathbf{G}_{j-1}^{-1} \mathbf{g}_{n,j}} \mathbf{G}_{j-1}^{-1} \right]$$

pour $j = 2, \dots, h$, et enfin, retenir $\mathbf{P}_n^{-1} = \mathbf{G}_h^{-1}$.

2.2 Résultats de prédiction

Les algorithmes mis au point ont été testés sur des données réelles fournies par une bouée installée sur le site expérimental en mer SEMREV (mis en place par l'École Centrale de Nantes et situé à environ 20 km au large du Croisic). Le signal de mesure correspond à l'élévation de l'eau enregistrée à une fréquence d'échantillonnage égale à $f_s = 1.28$ Hz sur une durée d'une heure. La densité spectrale de puissance unilatère estimée sur le signal complet est représentée sur la figure 1. L'état de mer dont elle est l'image correspond à une période moyenne des vagues, notée T_p , (associée à la position du maximum du spectre de puissance) égale à 10 s et une hauteur significative des vagues, notée H_s , égale à 4.5 m.

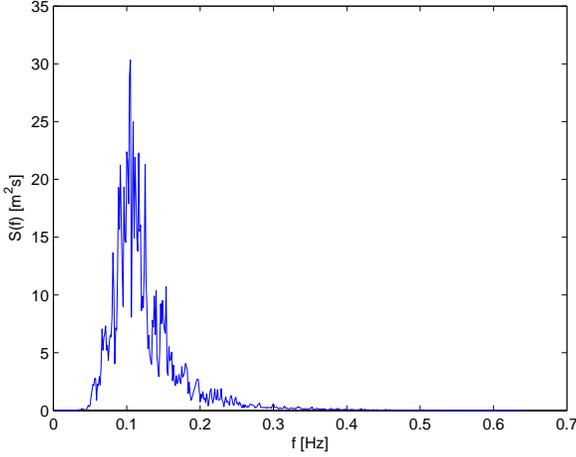


FIGURE 1 – Densité spectrale de puissance unilatère estimée du signal de mesure d’élévation d’eau

Évaluation des performances de prédiction. On note \mathbf{y} le vecteur contenant les valeurs du signal de mesure, et $\hat{\mathbf{y}}$ le vecteur contenant les valeurs prédites. Étant donné que les algorithmes récurrents d’identification ont une phase de convergence, nous retenons donc uniquement la seconde moitié de ces vecteurs pour l’analyse des performances de prédiction. L’évaluation des performances a été faite au moyen du taux d’ajustement (coefficient $R2$) d’expression :

$$R2 = 100 \cdot \left(1 - \frac{\|\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}\|_2^2}{\|\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}}\|_2^2} \right) \quad (10)$$

avec $\bar{\mathbf{y}}$ la moyenne des valeurs de \mathbf{y} .

A noter que pour les résultats présentés, la valeur h dans le calcul de J_{LRPI} a été fixée à une valeur $H = 10$. Les prédictions sur les données brutes ne permettent pas de conclure sur l’efficacité de l’algorithme LRPI. Ceci pourrait en partie s’expliquer par les dynamiques hautes fréquences et le bruit de mesure. Cependant, on remarque sur la figure 1 que l’énergie des vagues est essentiellement contenue dans l’intervalle de fréquences $[0, 0.25]$ Hz. Or, le houlomoteur peut être vu comme un filtre passe-bas dont l’entrée est l’élévation des vagues et la sortie la force d’excitation exercée par l’eau sur le houlomoteur. Étant donné que c’est la prédiction de la force d’excitation qui sera utilisée par la loi de commande, il semble judicieux d’analyser la capacité de la méthode à prédire l’élévation de vagues à l’origine de forces d’excitation significatives. Pour cela, le signal de mesure a été filtré en utilisant un filtre de Chebyshev, de type II (pas d’ondulations dans la bande passante), d’ordre 9, de fréquence de coupure $f_c = 0.2$ Hz. Les performances de prédiction sur ce signal filtré sont présentées figure 2. Nous pouvons constater une légère amélioration des performances en utilisant la méthode proposée. Cependant, le filtrage des données améliore sensiblement la capacité à prédire le signal.

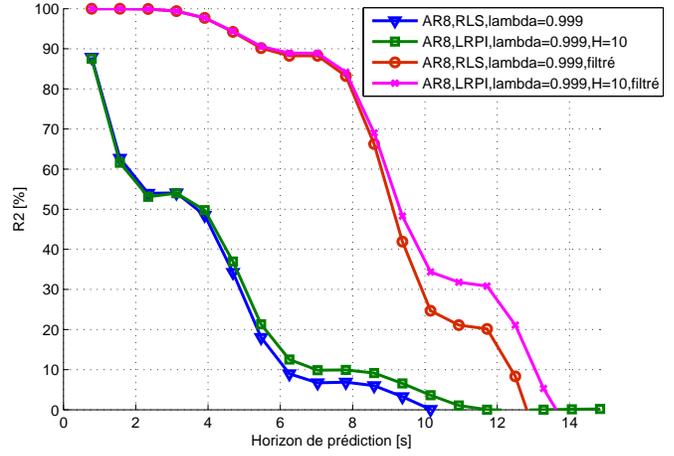


FIGURE 2 – Performances de prédiction obtenues sur le signal de mesure d’élévation d’eau (filtré ou non)

3 Prédiction de l’effort d’excitation

3.1 Formulation du lien avec l’élévation de l’eau

L’arrivée de vagues sur le houlogénérateur exerce sur celui-ci un effort d’excitation (cf. figure 3) noté \mathbf{F}_{exc} (vecteur à 6 composantes, 3 de force et 3 de moment). En théorie potentielle linéaire, cet effort est relié à l’élévation d’eau au niveau du houlogénérateur par la relation suivante :

$$\mathbf{F}_{exc}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{K}_{exc}(t - \tau)\eta(\tau)d\tau \quad (11)$$

avec η l’élévation d’eau en la position du houlogénérateur et \mathbf{K}_{exc} la réponse impulsionnelle d’excitation du houlogénérateur en 6 degrés de liberté, obtenue par le LHEEA (Laboratoire de recherche en Hydrodynamique, Énergétique et Environnement Atmosphérique) avec le code Achil3D (outil de calcul des réponses impulsionnelles d’un corps flottant) [7].

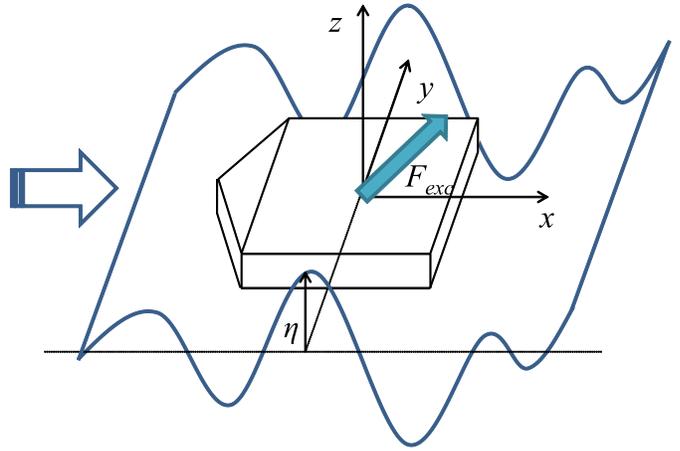


FIGURE 3 – Vagues uni-directionnelles exerçant un effort d’excitation sur le flotteur

3.2 Résultats de prédiction

Les valeurs de K_{exc} ont été calculées sous l'hypothèse de vagues uni-directionnelles arrivant de face sur un houlogénérateur (le SEAREV dans le cas présent [8]). Une méthode numérique de calcul de la convolution est ensuite employée pour déduire les différentes composantes de l'effort d'excitation connaissant l'élévation des vagues incidentes. Les résultats présentés concernent la prédiction d'une seule des 6 composantes d'effort d'excitation, à savoir la composante de force selon l'axe x (mouvement de cavement).

Les performances de prédiction sont résumées sur la figure 4. Nous pouvons constater dans un premier temps que la prédiction de la force d'excitation est meilleure que celle de l'élévation de l'eau. Par ailleurs, les performances de prédiction sont meilleures lorsque le signal est préalablement filtré par un filtre passe-bas restreint spectralement à la bande utile du signal. Un résultat similaire a été obtenu en travaillant sur les autres composante de l'effort d'excitation. La figure 5 illustre une prédiction du signal pour $h = 10$.

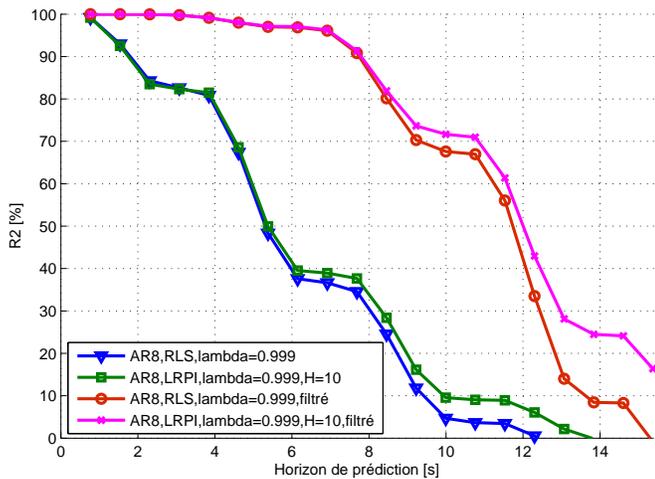


FIGURE 4 – Performances de prédiction obtenues sur le signal de force d'excitation (filtré ou non) avec un modèle AR d'ordre 8

4 Conclusion

Nous avons présenté dans ce papier une méthode de prédiction fondée sur un modèle AR dont les paramètres sont mis à jour récursivement par minimisation d'un critère à erreur de prédiction à plusieurs pas. Il s'agit d'une extension de la méthode des moindres carrés avec facteur d'oubli. Nous avons noté une amélioration des performances par rapport à la méthode des moindres carrés. Cependant, un gain plus important est obtenu en travaillant soit sur la force d'excitation soit sur des données dont le contenu spectral est limité à la bande passante désirée du houlogénérateur.

La suite de ce travail consistera à mettre en place un observa-

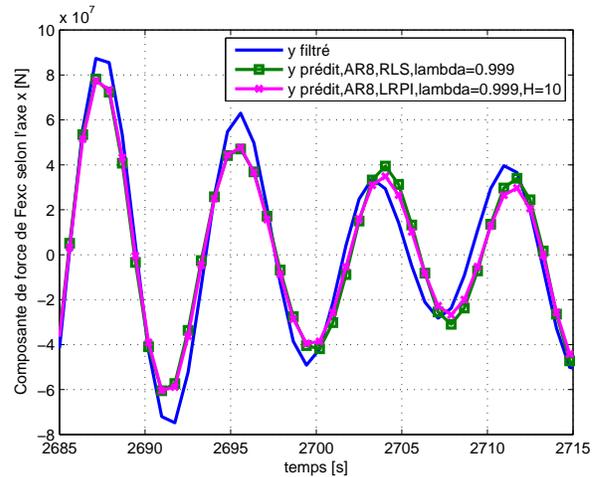


FIGURE 5 – Illustration du signal de force d'excitation prédit avec un horizon de 7.7 s ($h = 10$)

teur permettant de déduire l'effort d'excitation du mouvement du houlogénérateur puis à tester différentes stratégies de commande exploitant les résultats de la prédiction.

Remerciements

Ce travail a été réalisé dans le cadre du projet ANR QUALIPHE (ANR-11-PRGE-0013), PROGELEC 2011.

Références

- [1] T. Brekken, B. Batten et E. Amon, « From blue to green », *IEEE Control Systems*, vol. 31, n° 5, pp. 18–24, 2011.
- [2] A. H. Clément et A. Babarit, « Discrete control of resonant wave energy devices », *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, vol. 370, n° 1959, pp. 288–314, 2012.
- [3] M. Belmont, J. Horwood, R. Thurlley et J. Baker, « Filters for linear sea-wave prediction », *Ocean Engineering*, vol. 33, pp. 2332–2351, 2006.
- [4] F. Fusco et J. V. Ringwood, « Short-term wave forecasting for real-time control of wave energy converters », *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 1, n° 2, pp. 99–106, 2010.
- [5] L. Ljung et T. Soderstrom, *Theory and Practice of Recursive Identification*, MIT Press, 1983.
- [6] D. Shook, C. Mohtadi et S. Shah, « Identification for long-range predictive control », *IEE Proceedings D (Control Theory and Applications)*, vol. 138, pp. 75–84, 1991.
- [7] A. H. Clément, « Using differential properties of the green function in seakeeping computational codes », in *Proceedings of the 7th International Conference on Numerical Ship Hydrodynamics*, 1999, vol. 6, pp. 1–15.
- [8] M. Ruellan, H. Ben Ahmed, B. Multon, C. Josset, A. Babarit et A. H. Clément, « Design methodology for a SEAREV wave energy converter », *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 25, n° 3, pp. 760–767, 2010.